结合光学与雷达遥感的张家口坝上地区作物残茬生物量估算

于凯昕[1]， 李继峰[1,2,3,4]， 甄天乐[1]， 张夏蕾[1]， 李慧茹[1,3]，
郭中领[1,2,3]， 常春平[1,2,3]， 赵雪晴[1]

（1. 河北师范大学地理科学学院，河北 石家庄 050000； 2. 河北省环境变化遥感识别技术创新中心，河北 石家庄 050000； 3. 河北省环境演变与生态建设重点实验室，河北 石家庄 050000； 4. 河北省高等学校人文社会科学重点研究基地“河北师范大学地理计算与规划研究中心”，河北 石家庄 050000）

摘 要： 作物残茬等非光合植被在干旱、半干旱地区生态系统物质循环、能量流动过程中承担着不可替代的角色，同时在阻抑土壤侵蚀、保持土壤水分、促进土壤发育等方面也具有重要作用。张家口坝上地区位于首都两区建设及京津风沙源治理的核心区域，利用遥感手段估算该地区作物残茬生物量，对区域风蚀状况评估、生态环境评价及碳、氮循环研究具有重要意义。基于实地测量的作物残茬生物量、Sentinel-2光学影像、Sentinel-1雷达影像构建作物残茬光学遥感指数和雷达遥感指数，采用最优指数归一化相乘和多元线性逐步回归分析方法，建立结合光学与雷达遥感的作物残茬生物量估算模型，计算并分析2017—2023年张家口坝上地区作物残茬生物量。结果表明：(1) 光学遥感指数中，由Sentinel-2的短波红外波段（B11和B12）构建的$RI_{(11,12)}$指数与作物残茬生物量的相关性最高，模型决定系数（R^2）为0.744。雷达遥感指数中，交叉极化（VH）后向散射系数与作物残茬生物量的相关性最高，R^2为0.409。(2) 结合光学与雷达遥感估算模型中，多元线性逐步回归模型精度最高，R^2为0.796，均方根误差（RMSE）为8.84 g·m^{-2}，可较好地预测作物残茬生物量。(3) 构建的作物残茬生物量估算模型精度较单纯使用光学遥感高约9.72%，较单纯使用雷达遥感高约66.74%。(4) 2017—2023年张家口坝上地区年均作物残茬生物量为23.74×10^4 t，呈波动下降趋势，作物残茬生物量年际变化受气温和降水的影响，近年来，因土地流转政策造成的种植结构变化是导致该地区作物残茬生物量下降的重要因素。

关 键 词： 作物残茬； 生物量； 光学遥感； 雷达遥感； 张家口坝上

文章编号： 1000-6060(2025)03-0455-12(0455~0466)

作物残茬是指农作物收割后残留在农田里的物质[1]，作为农田生态系统的重要组成部分，显著影响着农田生态系统中的物质和能量的流动与循环，温室气体的排放，并对耕地具有保护作用[2]。作物残茬自身含有碳（40.74%~45.83%）、钾（14.66%~23.45%）、氮（0.60%~1.00%）、磷（0.45%~1.97%）和其他微量元素，分解后可以增加土壤中有机碳、钾和速效磷的含量，从而为农作物和微生物提供养分，缓解农田土壤中养分的流失，弥补无机肥料的不足，有助于作物的生长[3]。土壤有机碳累积是农田生态系统碳汇功能的重要来源[4]，作物残茬作为土壤有机碳主要来源之一，通过增加土壤中有机碳及其活性组分含量，影响农田生态系统的碳汇功能[5]。我国地处干旱、半干旱区的农田面积占全国农田总面积的11.57%[6]，该地区土壤风蚀现象频发，土壤资源流失严重[7]，作物残茬覆盖是该地区保护性耕作方

收稿日期： 2024-03-14； **修订日期：** 2024-05-24
基金项目： 国家自然科学基金项目（41901001，42271002）；河北省高等教育教学改革研究项目（2019GJJG140）资助
作者简介： 于凯昕（2000-），女，硕士研究生，主要从事遥感信息机理与环境遥感应用研究. E-mail: 19832109246@163.com
通讯作者： 李继峰（1987-），男，博士，副教授，主要从事水土保持与荒漠化防治研究. E-mail: lijifeng@hebtu.edu.cn

式之一。作物残茬在农田土壤水分保持、土壤发育促进、土壤风蚀抑制的重要作用主要体现在2方面：一方面，作物残茬覆盖在地表可直接减少地表水分的蒸发，对农田地表土壤水分具有保持作用[8-10]，同时，还能够通过提高土壤饱和导水率和水入渗来增加土壤含水量[3]；另一方面，作物残茬作为土壤风蚀过程中的粗糙干扰因子，不仅可以减小风力及跃移颗粒对地表的剪切力，还可在一定程度上减小地表裸露的面积，抑制农田土壤风蚀现象的发生[11-12]。因此，作物残茬的高效利用是干旱、半干旱地区农业现代化的重要组成部分，其中，对作物残茬生物量的准确评估是关键。

传统对作物残茬数量和分布的评估主要基于实际调查并通过省级农业统计数据呈现，存在时效性不足且空间分布描述不准确等问题[13-15]。遥感技术具备数据获取范围大、时间序列连续、波段信息丰富等特征，已成为对生物量估算的有效手段。当前研究普遍利用光学遥感数据，通过构建遥感波段、遥感指数或影像纹理特征与生物量的关系，建立生物量反演模型[16-18]，但光学影像容易受到天气环境影响，在多云、多雨季节数据质量较差，不能获得有效的遥感数据。相较于光学遥感，合成孔径雷达不受极端天气的影响，能够较准确地获取作物残茬直立信息。目前，利用雷达数据监测作物残茬生物量，主要是将雷达后向散射系数与作物残茬生物量建立线性关系实现[19-20]，但受雷达遥感入射角、土壤表层含水量、土壤粗糙度等多种因素的影响，反演精度有待提高[21]。

鉴于光学遥感和雷达遥感的特点，使用单一遥感数据反演作物残茬生物量的精度会受到极大限制，而将光学遥感和雷达遥感结合能克服单一遥感数据源的不足，使其优势互补，是当前利用遥感手段进行较大范围作物残茬生物量估算的可行且有效途径。因此，本研究基于Sentinel-2光学遥感数据和Sentinel-1数据分别构建作物残茬光学遥感指数和雷达遥感指数，确定遥感指数与作物残茬生物量的关系，将光学遥感指数与雷达遥感指数相结合，建立基于结合指数的作物残茬生物量最优估算模型，进一步提升遥感影像反演作物残茬生物量的精度。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

张家口坝上地区位于京津冀地区北部，内蒙古高原南缘，包括张家口市的康保县、张北县、沽源县和尚义县，总面积约1.38×10⁴ km²。研究区海拔多在1200~1800 m，地形多为丘陵和平原，呈东南高、西北低的格局（图1）。该区域是中国北方典型的土壤风蚀区，是保障首都水资源和生态环境安全方面的特殊生态区位，在首都水源涵养功能区和生态环境支撑区建设中发挥着不可替代的作用。该区域属于大陆性季风气候，自然条件恶劣，寒冷、干旱、多风，年均气温1.2 ℃，无霜期90~120 d，年降水量400 mm左右[22]。

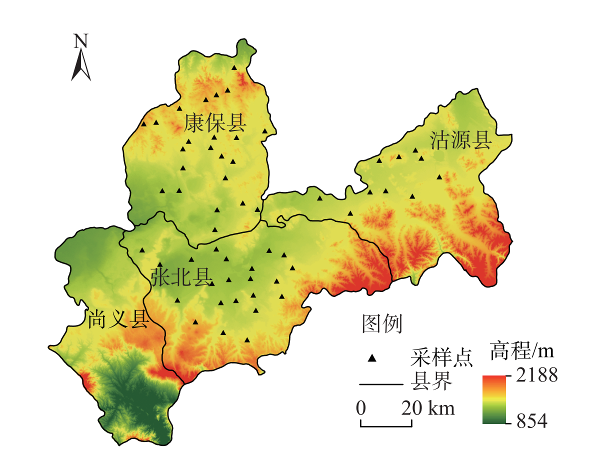


图1 研究区示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the study area

1.2 数据来源

1.2.1 *影像数据的获取与处理* 光学影像数据来源于Sentinel-2数据。Sentinel-2由Sentinel-2A和Sentinel-2B 2颗卫星组成，双星的重访周期可达到5 d。Sentinel-2数据共包含13个波段，其中，可见光波段（B2、B3、B4）和近红外波段（B8）的空间分辨率可达到10 m。Sentinel-2数据在2017—2021年使用的是“COPERNICUS/S2”数据集，在2022—2023年使用的是“COPERNICUS/S2_HARMONIZED”数据集。由于“COPERNICUS/S2_HARMONIZED”数据集不包含短波红外卷云波段（B10），因此，本研究使用Sentinel-2数据为不包含B10波段的其他12个波段。同时，使用GEE（Google Earth Engine）平台进行Sentinel-2数据获取与处理，该平台已对Sentinel-2的L2A级数据完成了辐射定标、大气校正、几何校正等预处理，在此基础上，对Sentinel-2数据进行去云处理、影像拼接、矢量裁切等操作，并采样至10 m分辨率。

雷达数据来源于Sentinel-1数据。Sentinel-1属于主动微波遥感卫星，由2颗极轨卫星A星和B星组成，单颗卫星重访周期为12 d。2颗卫星搭载的传感器为合成孔径雷达，传感器搭载C波段。Sentinel-1卫星有4种成像模式，本研究选用干涉幅宽模式（IW）下的地距多视产品（GRD）为数据源，其空间分辨率为10 m，具有交叉极化（VH）和垂直同极化（VV）2种极化方式。Sentinel-1数据从ASF网站（https://search.asf.alaska.edu/）获取，并在SNAP软件上进行处理。Sentinel-1数据的预处理包括：轨道校正、辐射定标、相干斑滤波、地形校正和分贝化，最终获得了VH和VV极化方式的后向散射图像。

根据实地调查结果，张家口坝上地区作物类型以粮食作物和经济作物为主，兼有少量油料作物，其中，粮食作物以适合该地区特殊地势和气候条件的春小麦和莜麦为主；经济作物以错季蔬菜、马铃薯为主，油料作物以胡麻、油菜为主。在春小麦、莜麦等粮食作物及胡麻、油菜等油料作物收获完成后，其残茬主要为保留在地表的缺乏叶绿素作物秸秆，而受收获方式影响，错季蔬菜、马铃薯等经济作物收获后，地表并无明显的缺乏叶绿素残茬存在。本研究选择粮食作物作为主要研究对象，构建结合光学与雷达遥感的作物残茬生物量估算模型。根据张家口坝上地区主要物候特征及不同作物成熟期在遥感影像上的特点，对2017—2023年张家口坝上地区逐年作物类型进行识别。在ENVI软件中，结合多波段信息，根据作物在成熟期颜色、纹理等特征差异，建立解译标志，选用最大似然法进行张家口坝上地区粮食作物和经济作物分类，分类结果总体精度可达96%（图2）。

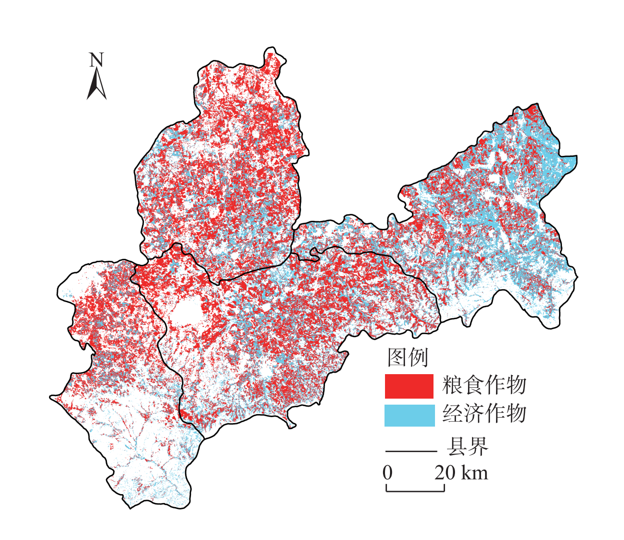


图2　张家口坝上地区作物分类

Fig. 2　Crop classification in the Bashang region of Zhangjiakou

1.2.2　野外实测数据　张家口坝上地区小麦、莜麦在5月中旬播种，8月成熟，9月末收获，因此本研究野外数据采集时间为2023年10月11日—16日，在张家口坝上地区共设置55个样地，每个样地内布设一个10 m×10 m的采样单元，在采样单元内随机选取3个1 m×1 m的样方，并对每个样方进行定位。在布设的样方内将残茬齐地刈割，装袋并做好样地号标记，放置在干燥通风处进行72 h自然风干，利用百分位电子天平对风干后的残茬进行称重，并将3个样方内残茬重量的平均值作为该样地的作物残茬生物量。

1.3　研究方法

1.3.1　光学遥感指数的构建　农作物收割后，农田中的物质以作物残茬和土壤为主。作物残茬与土壤的光谱特征十分相似，其差别仅表现在波长振幅大小不同，仅利用单波段数据分析作物残茬光谱特征会受到土壤的较大干扰，不利于作物残茬信息提取。研究表明，对于光学遥感数据，波段间经过算数运算组合后，能够有效抑制相关的干扰信息，增强与目标地物吸收特征有关的光谱信号，有利于目标信息突出。因此，根据以往研究对植被指数的构建形式，生成由任意2个波段计算的标准归一化差值指数（NDI）和比值指数（RI）与实测残茬生物量的相关性矩阵，以此建立地表实测作物残茬生物量与光学遥感指数的经验关系，从而估算作物残茬生物量。计算公式如下：

$$\mathrm{NDI}(i,j)=\frac{R(i)-R(j)}{R(i)+R(j)} \tag{1}$$

$$\mathrm{RI}(i,j)=\frac{R(i)}{R(j)} \tag{2}$$

式中：$\mathrm{NDI}(i,j)$ 和 $\mathrm{RI}(i,j)$ 分别为由Sentinel-2的 i 和 j 波段构建的标准归一化差值指数和比值指数；$R(i)$ 和 $R(j)$ 分别为Sentinel-2影像上实测作物残茬所在像元处的 i 和 j 波段对应的光谱反射率。

1.3.2　雷达指数的构建　合成孔径雷达数据对作物残茬垂直结构信息比较敏感，在一定程度上可以反映作物残茬的生物量情况。因此，选用合成孔径雷达数据交叉极化（VH）和垂直同极化（VV）2种极化方式下

的后向散射系数,以及由后向散射系数构建的极化组合雷达指数,与作物残茬生物量建立经验关系:

$$\mathrm{VH} = \sigma^0_{\mathrm{VH}} \tag{3}$$

$$\mathrm{VV} = \sigma^0_{\mathrm{VV}} \tag{4}$$

$$\mathrm{VH} + \mathrm{VV} = \sigma^0_{\mathrm{VH}} + \sigma^0_{\mathrm{VV}} \tag{5}$$

$$\mathrm{VH} - \mathrm{VV} = \sigma^0_{\mathrm{VH}} - \sigma^0_{\mathrm{VV}} \tag{6}$$

$$\mathrm{VH} \times \mathrm{VV} = \sigma^0_{\mathrm{VH}} \times \sigma^0_{\mathrm{VV}} \tag{7}$$

$$\mathrm{VH/VV} = \sigma^0_{\mathrm{VH}} / \sigma^0_{\mathrm{VV}} \tag{8}$$

$$(\mathrm{VH} - \mathrm{VV})/(\mathrm{VH} + \mathrm{VV}) = \left(\sigma^0_{\mathrm{VH}} - \sigma^0_{\mathrm{VV}}\right)/\left(\sigma^0_{\mathrm{VH}} + \sigma^0_{\mathrm{VV}}\right) \tag{9}$$

式中:σ^0_{VH} 和 σ^0_{VV} 分别为VH和VV极化方式下的后向散射系数。

1.3.3 结合光学与雷达遥感估算模型构建 为更好地将光学遥感和雷达遥感结合起来估算作物残茬生物量,本研究采用以下2种方法:(1) 最优指数归一化相乘。将表现最优的雷达指数与表现相对较好的光学遥感指数归一化后相乘,得到光学-雷达遥感结合指数[23],分别建立光学-雷达遥感结合指数与作物残茬生物量的关系,构建作物残茬生物量估算模型。(2) 多元线性逐步回归分析。线性回归分析常用于建立生物量与遥感因子间的关系。本研究采用线性回归分析中的多元线性逐步回归分析。这种方法是在建模过程中,将变量逐一引入模型,并在引入1个新变量后,对已选入回归模型的变量进行逐个检验,根据对回归方程的贡献程度,将自变量引入或剔除回归方程,使得最终的回归方程中,自变量均显著,同时也避免模型自变量出现多重共线性的问题。因此,在SPSS软件中,分别以光学遥感指数、雷达后向散射系数、雷达指数作为自变量,以样地作物残茬生物量为因变量,构建作物残茬生物量估算模型。

1.3.4 精度评价 以决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)作为模型评价标准,计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \bar{Y}\right)^2} \tag{10}$$

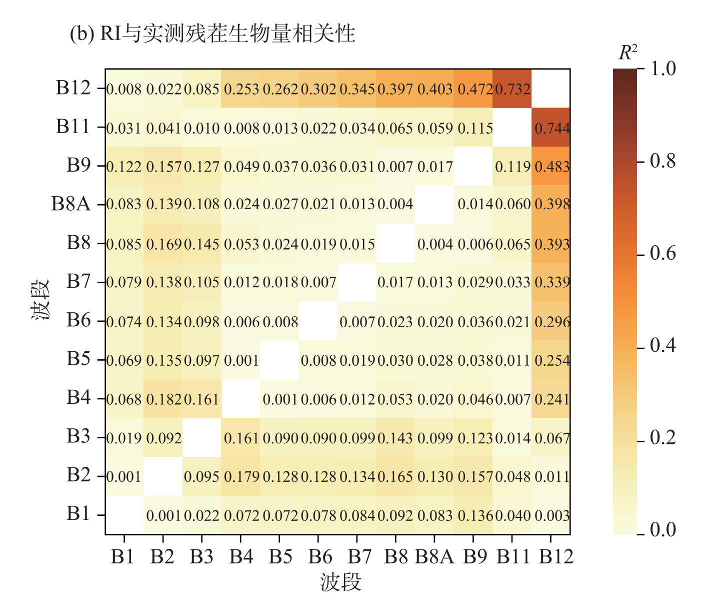
$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2} \tag{11}$$

式中:$\bar{Y}$ 为所有样方作物残茬生物量实测值的平均值(g·m^{-2});Y_i 为第 i 个样方作物残茬生物量实测值(g·m^{-2});$\hat{Y}_i$ 为第 i 个样方作物残茬生物量预测值(g·m^{-2});n 为样方个数。

2 结果与分析

2.1 光学遥感指数与实测生物量的相关性

将Sentinel-2数据的12个波段(B1~B12),以任意2个波段的反射率构建NDI和RI,并将所得指数与对应样地作物残茬生物量进行线性回归分析,计算R^2,最后得到NDI和RI与作物残茬生物量的相关性矩阵图(图3)。



注:R^2为决定系数;NDI为标准归一化差值指数;RI为比值指数。下同。

图3 NDI、RI光学遥感指数与实测作物残茬生物量的相关性

Fig. 3 Correlation between NDI and RI optical remote sensing indices and measured crop stubble biomass

从相关性矩阵图中可以看出，NDI和RI与作物残茬生物量相关性矩阵图分布趋势基本一致，B12波段（波长范围为2100~2280 nm）与其他波段构建的指数与作物残茬生物量的相关性较高。除B12波段外，其他波段两两构建的指数与作物残茬生物量的相关性都较低，R^2都低于0.2，说明在多光谱数据中，B12波段是作物残茬的敏感波段，基于作物残茬独有的吸收特征，以吸收带的波段构建的指数可以用于作物残茬生物量的估算。

根据相关性矩阵图，选出NDI和RI与残茬生物量相关性最高的6个光学遥感指数：$NDI_{(11,12)}$、$NDI_{(9,12)}$、$NDI_{(8A,12)}$、$RI_{(11,12)}$、$RI_{(12,11)}$、$RI_{(9,12)}$。在NDI与作物残茬生物量相关性矩阵图中，由Sentinel-2的B11和B12波段构建的$NDI_{(11,12)}$指数与残茬生物量的相关性最高，R^2为0.738，其次是B9和B12波段以及B8A和B12波段构建的$NDI_{(9,12)}$和$NDI_{(8A,12)}$指数，R^2分别为0.479和0.401。在RI与作物残茬生物量相关性矩阵图中，同样是由Sentinel-2的B11和B12波段构建的$RI_{(11,12)}$指数与残茬生物量的相关性最高，R^2为0.744。其次是B11和B12波段以及B9和B12波段构建的$RI_{(12,11)}$和$RI_{(9,12)}$指数，R^2分别为0.732和0.483。6个光学遥感指数与实测作物残茬生物量的线性回归结果如表1所示。

表1　光学遥感指数与实测作物残茬生物量的线性回归

Tab. 1　Linear regression between optical remote sensing indices and measured crop stubble biomass

光学遥感指数	公式	回归方程	R^2	RMSE/g·m^{-2}
$NDI_{(11,12)}$	$\frac{R(11)-R(12)}{R(11)+R(12)}$	y=1025.8x+15.856	0.738**	9.81
$NDI_{(9,12)}$	$\frac{R(9)-R(12)}{R(9)+R(12)}$	y=412.85x+127.98	0.479**	13.85
$NDI_{(8A,12)}$	$\frac{R(8A)-R(12)}{R(8A)+R(12)}$	y=395.85x+127.38	0.401**	14.36
$RI_{(11,12)}$	$\frac{R(11)}{R(12)}$	y=448.03x−425.06	0.744**	9.70
$RI_{(12,11)}$	$\frac{R(12)}{R(11)}$	y=580.98x+595.84	0.732**	9.92
$RI_{(9,12)}$	$\frac{R(9)}{R(12)}$	y=249.89x−118.13	0.483**	13.79

注：$NDI_{(11,12)}$、$NDI_{(9,12)}$、$NDI_{(8A,12)}$分别为Sentinel-2影像的B11和B12波段、B9和B12波段、B8A和B12波段构建的标准归一化差值指数（NDI）；$RI_{(11,12)}$、$RI_{(12,11)}$、$RI_{(9,12)}$分别为Sentinel-2影像的B11和B12波段、B12和B11波段、B9和B12波段构建的比值指数（RI）；R(8A)、R(9)、R(11)、R(12)分别为Sentinel-2影像的B8A、B9、B11、B12波段的反射率；R^2为决定系数；RMSE为均方根误差；**表示模型在P<0.01水平上显著。下同。

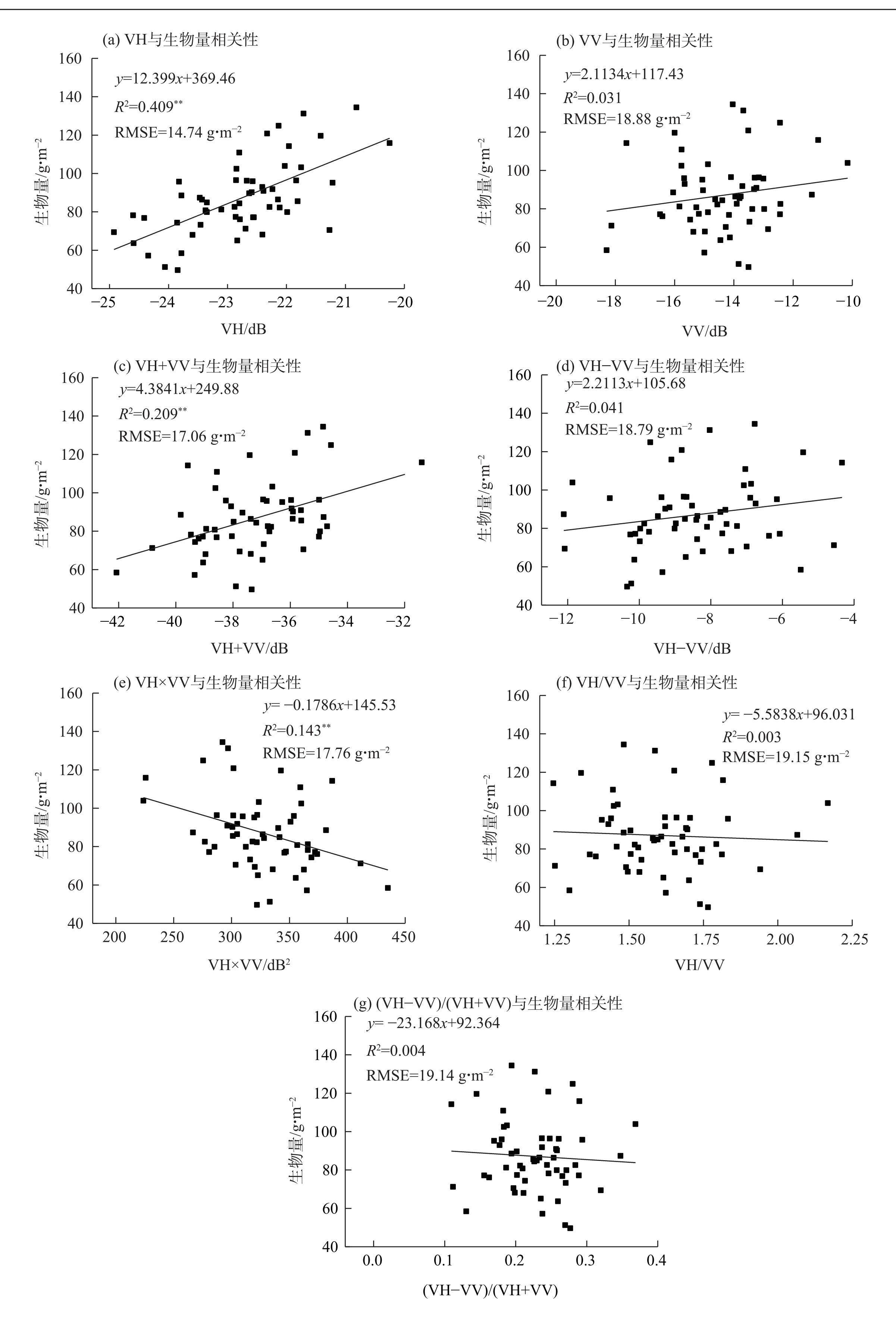
2.2 雷达指数与实测生物量的相关性

将VH和VV后向散射系数以及构建的雷达指数分别与实测作物残茬生物量进行相关性分析（图4）。在2种后向散射系数和5种雷达指数建模结果中，VH后向散射系数与作物残茬生物量之间的相关性最高，R^2为0.409，RMSE为14.74 g·m^{-2}，说明VH后向散射系数与作物残茬生物量之间具有良好的相关性，能够用于残茬生物量的估算；其次是雷达指数VH+VV，R^2为0.209，RMSE为17.06 g·m^{-2}；其余的后向散射系数和雷达指数与作物残茬生物量的相关性较弱或不具有相关性。

2.3 光学-雷达遥感结合估算模型

将表现最优的VH后向散射系数与表现相对较好的6个光学遥感指数归一化后相乘，并分别建立光学-雷达结合指数与作物残茬生物量的关系，得到了6个结合光学与雷达遥感作物残茬生物量估算模型（表2）：VH×$NDI_{(11,12)}$、VH×$NDI_{(9,12)}$、VH×$NDI_{(8A,12)}$、VH×$RI_{(11,12)}$、VH×$RI_{(12,11)}$、VH×$RI_{(9,12)}$。这6个模型中，VH×$RI_{(12,11)}$模型的R^2为0.100，该模型不具备估算作物残茬生物量的能力，其余5个模型的R^2都达到0.5以上。在这5个模型中，VH×$NDI_{(11,12)}$和VH×$RI_{(11,12)}$模型的R^2分别为0.701和0.705，RMSE分别为10.48 g·m^{-2}和10.41 g·m^{-2}，相较于单一光学遥感指数估算模型，其估算精度并没有提高，反而有所降低。VH×$NDI_{(9,12)}$、VH×$NDI_{(8A,12)}$和VH×$RI_{(9,12)}$模型的R^2分别为0.606、0.572和0.605，RMSE分别为12.03 g·m^{-2}、12.55 g·m^{-2}和12.06 g·m^{-2}，相较于光学遥感或雷达遥感构建的单一遥感估算模型，其精度均有明显提高。

基于多元线性逐步回归分析的方法，将6个光学遥感指数，2个雷达后向散射系数以及5个雷达指数作为自变量，样地作物残茬生物量作为因变量，经过对不显著变量剔除以及共线性筛选之后，最终得到作物残茬生物量多元线性逐步回归模型（表2）。该模型由作物残茬光学遥感指数中的$RI_{(11,12)}$和$RI_{(9,12)}$指数以及作物残茬雷达遥感指数中的VH+VV指数组合而成。模型对于作物残茬生物量有着较好的拟合精度，R^2为0.796，RMSE为8.84 g·m^{-2}。相比于光学



注：**表示模型在$P<0.01$水平上显著；RMSE为均方根误差；VH为交叉极化；VV为垂直同极化。

图4 雷达指数与作物残茬生物量的相关性

Fig. 4 Correlation between radar indices and crop stubble biomass

表2 光学-雷达遥感结合估算模型

Tab. 2 Optical-radar remote sensing combined estimation model

模型名称	回归方程	R^2	RMSE/g·m^{-2}
VH×NDI$_{(11,12)}$	y=79.935x+65.077	0.701**	10.48
VH×NDI$_{(9,12)}$	y=82.827x+67.081	0.606**	12.03
VH×NDI$_{(8A,12)}$	y=84.679x+66.392	0.572**	12.55
VH×RI$_{(11,12)}$	y=80.584x+65.463	0.705**	10.41
VH×RI$_{(12,11)}$	y=−57.735x+97.404	0.100	18.20
VH×RI$_{(9,12)}$	y=84.533x+67.768	0.605**	12.06
多元线性逐步回归模型	y=354.133RI$_{(11,12)}$+70.914RI$_{(9,12)}$+1.477(VH+VV)−321.174	0.796**	8.84

注:VH为交叉极化;VV为垂直同极化。

指数中最佳的RI$_{(11,12)}$估算模型,多元线性逐步回归模型的R^2提升了0.052,RMSE减少了0.86 g·m^{-2};相比于雷达指数中最佳的VH后向散射系数估算模型,多元线性逐步回归模型的R^2提升了0.387,RMSE减少了5.90 g·m^{-2}。

2.4 张家口坝上地区生物量反演

根据上述研究结果,在所有估算模型中,结合光学与雷达遥感估算模型中的多元线性逐步回归模型对张家口坝上地区的作物残茬生物量估算精度最高,为最优估算模型。根据作物分类数据,提取张家口坝上地区粮食作物所在区域,采用多元线性逐步回归模型,估算2017—2023年10月张家口坝上地区作物残茬生物量(图5)。为更好地阐述作物残茬生物量的空间分布情况,将作物残茬生物量分为3个等级:<80 g·m^{-2},80~120 g·m^{-2},>120 g·m^{-2}。

张家口坝上地区多年作物残茬生物量存在明显的空间分布和地域差异。2017年,作物残茬生物量<80 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县,80~120 g·m^{-2}的区域分布较为均匀,>120 g·m^{-2}的区域主要分布在尚义县北部、沽源县中部和南部。2018年,作物残茬生物量<80 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县西南部和沽源县北部,80~120 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县和张北县,同时,>120 g·m^{-2}的区域明显多于其他年份,且主要分布在康保县东部、张北县东部、沽源县中部和南部。2019年,作物残茬生物量<80 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县西部和张北县东北部,

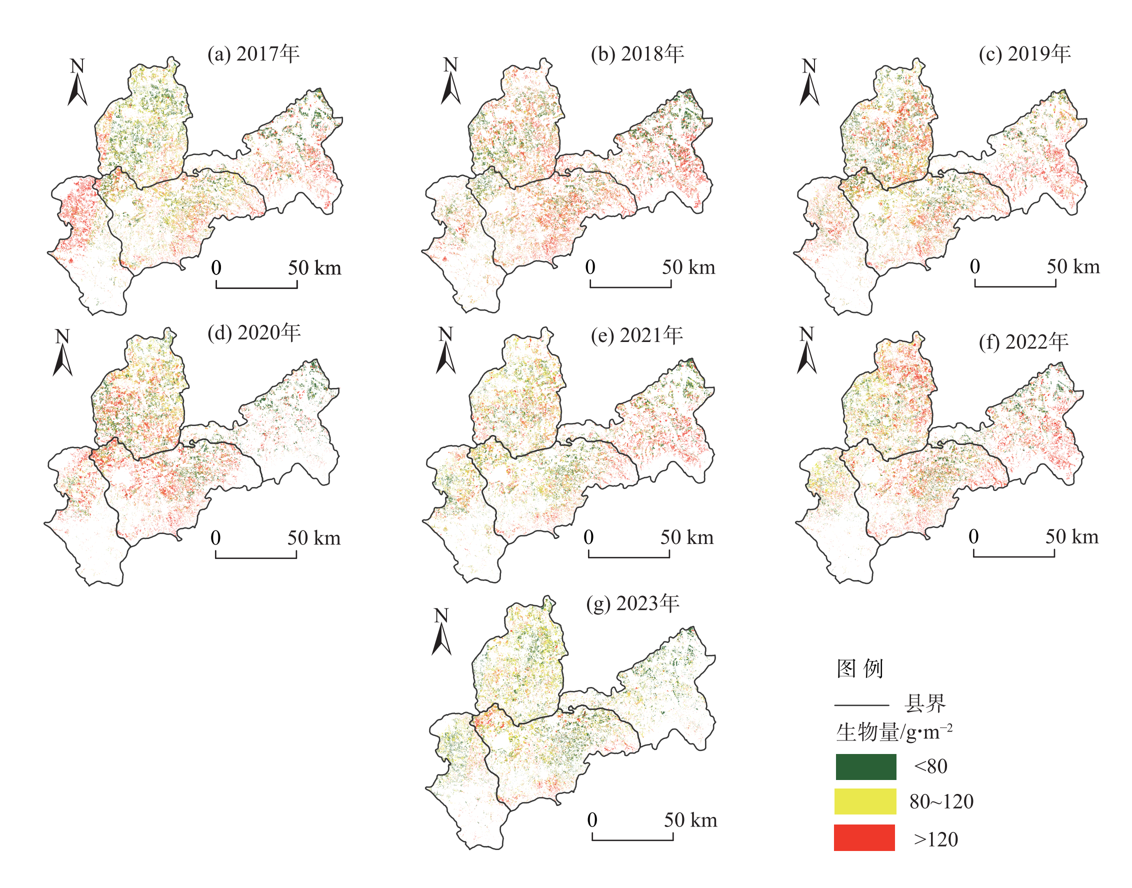


图5 2017—2023年张家口坝上地区作物残茬生物量空间分布

Fig. 5 Spatial distributions of crop residue biomass in the Bashang region of Zhangjiakou from 2017 to 2023

80~120 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县东南部和张北县西北部，>120 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县东北部、张北县东南部、沽源县中部和南部。2020年，作物残茬生物量<80 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县西南部、张北县东北部、沽源县北部，80~120 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县，>120 g·m^{-2}的区域主要分布在尚义县北部、康保县西南部、张北县西部。2021年，作物残茬生物量<80 g·m^{-2}的区域分布较为均匀，80~120 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县、尚义县北部、张北县西部和北部，>120 g·m^{-2}的区域主要分布在沽源县中部和南部。2022年，作物残茬生物量<80 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县西南部、张北县东北部，>120 g·m^{-2}的区域主要分布在康保县北部、张北县、沽源县中部和南部。2023年，作物残茬生物量<80 g·m^{-2}和80~120 g·m^{-2}的区域较多，且较为均匀地分布在张家口坝上地区，>120 g·m^{-2}的区域非常少，明显少于其他年份。

2017、2018、2019、2020、2021、2022年和2023年10月张家口坝上地区作物残茬平均生物量分别为109.30 g·m^{-2}、115.51 g·m^{-2}、113.19 g·m^{-2}、113.98 g·m^{-2}、107.94 g·m^{-2}、114.90 g·m^{-2}、94.67 g·m^{-2}。2017—2018年张家口坝上地区作物残茬平均生物量呈现上升趋势，与2017年相比，2018年作物残茬平均生物量增加6.21 g·m^{-2}。2018—2020年作物残茬平均生物量波动较为平缓，而2020—2023年则波动较为明显，2023年作物残茬平均生物量为94.67 g·m^{-2}，是7 a中的最低值(图6)。

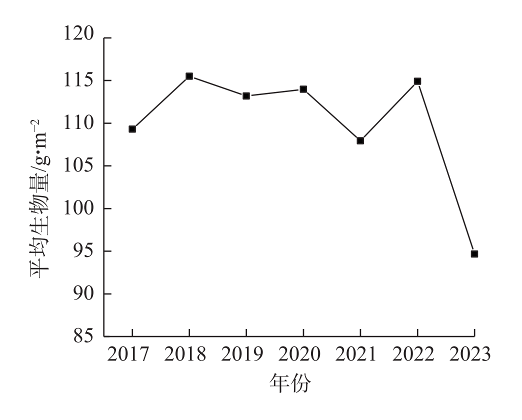


图6 2017—2023年张家口坝上地区平均生物量年际变化

Fig. 6 Annual variations of average biomass in the Bashang region of Zhangjiakou from 2017 to 2023

3 讨论

3.1 光学遥感反演作物残茬生物量

在光学遥感对作物残茬生物量的反演中，其主要受土壤水分、质地、有机质等地表因素影响。土壤与作物残茬的光谱特征十分相似，在一定程度上会为作物残茬生物量的估算带来干扰。为了抑制土壤信息的干扰，降低土壤背景的影响，本研究通过波段间算数运算的方式，增强与作物残茬吸收特征有关的光谱信号，生成由任意2个波段计算的NDI和RI的相关性矩阵。在NDI和RI与作物残茬生物量相关性结果矩阵中，由B12波段(波长范围为2100~2280 nm)与其他波段构建的指数与残茬生物量相关性几乎都很高，这是因为作物残茬在短波红外2100 nm附近具有明显的吸收特征[24]，这种特征主要是由作物残茬本身具有的半纤维素、纤维素、木质素、蛋白质和可溶性糖(葡萄糖、果糖等)等引起，并且这种特征是绿色植被和裸土不具有的，因此该波段可能是作物残茬的敏感波段[25]，能够对作物残茬和土壤进行有效区分。在2个相关性矩阵中，由Sentinel-2的B11和B12波段构建的$RI_{(11,12)}$指数与残茬生物量的相关性最高，R^2为0.744，该结果说明光学影像在估算作物残茬生物量上具有较高的精度。

3.2 雷达遥感反演作物残茬生物量

在雷达遥感对作物残茬生物量的反演中，本研究基于双极化方式下的VV和VH后向散射系数，以及由2种后向散射系数构建的极化组合雷达指数，分别与作物残茬生物量建立关系，并建模。在所有模型中，VH后向散射系数与作物残茬生物量之间的相关性最高，R^2为0.409，其次是雷达指数VH+VV，R^2为0.209。Sentinel-1数据的VH极化对地物的体积散射更加敏感，而VV极化则对地物表面散射更加敏感[26]。植被的散射机制以复杂的体积散射为主[27]，VH极化方式对植被更为敏感。农田收割后，大部分作物残茬仍以直立状态存在，倾斜角度在15°以内，少部分残茬由于机器碾压、人为、动物踩踏等平铺在农田中。因此，农田中的作物残茬以体积散射为主，VH极化对作物残茬更加敏感，与本研究建模结果相契合。雷达影像在反演作物残

茬生物量上具有一定的潜力，但受入射角、土壤表层含水量、土壤粗糙度、作物种植方式、作物残茬形态等多种因素的影响，反演精度有待提高。另外，Sentinel-1数据仅提供了VV和VH极化方式，除此之外雷达遥感还有HH和HV极化方式。HH和HV极化方式以及它们的极化组合指数能否与作物残茬生物量达到更好的相关性，仍需进一步探究。

3.3 结合光学与雷达遥感反演作物残茬生物量

光学遥感与雷达遥感反演作物残茬生物量的机制不同。在光学遥感中，地物因自身性质不同而具有特定的光谱响应，光学遥感通过光谱信息识别作物残茬。在雷达遥感中，通过主动发射电磁波，收集作物残茬表面及内部反射和散射回来的信息，对作物残茬的方向、大小、形状做出反应。光学遥感和雷达遥感虽反演机制不同，却具有一定的关联性，将两者联合起来可以表征作物残茬不同方面的信息，做到信息互补，因此，将光学遥感与雷达遥感结合起来反演作物残茬生物量更具有实际意义。本研究采用最优指数归一化相乘和多元线性逐步回归分析的方法，建立多个结合光学与雷达遥感作物残茬生物量估算模型，在所有模型中，多元线性逐步回归模型精度最高，R^2达到了0.796，RMSE为8.84 g·m^{-2}，对残茬生物量具有较高的拟合性，进一步提升了遥感影像反演作物残茬生物量的精度，为采用遥感手段估算作物残茬生物量提供了一种新的思路，同时，对张家口坝上地区保护性耕作的识别与推广及作物残茬在固碳效应方面的研究都具有重要意义。

3.4 作物残茬总生物量年际变化及影响因素

2017—2023年10月张家口坝上地区作物残茬总生物量呈波动下降趋势，其中，2018年作物残茬总生物量最高，为26.28×10^4 t；2023年作物残茬总生物量最低，为19.35×10^4 t（图7）。作物残茬总生物量的变化可能与张家口坝上地区作物生长阶段的气候以及当地粮食作物种植面积的变化有关。张家口坝上地区小麦、莜麦在5月中旬播种，8月成熟，9月末收获。相较于2017年，2018年张家口坝上地区粮食作物种植面积减少，但作物残茬生物量却有所增加；相较于2020年，2021年粮食作物种植面积增

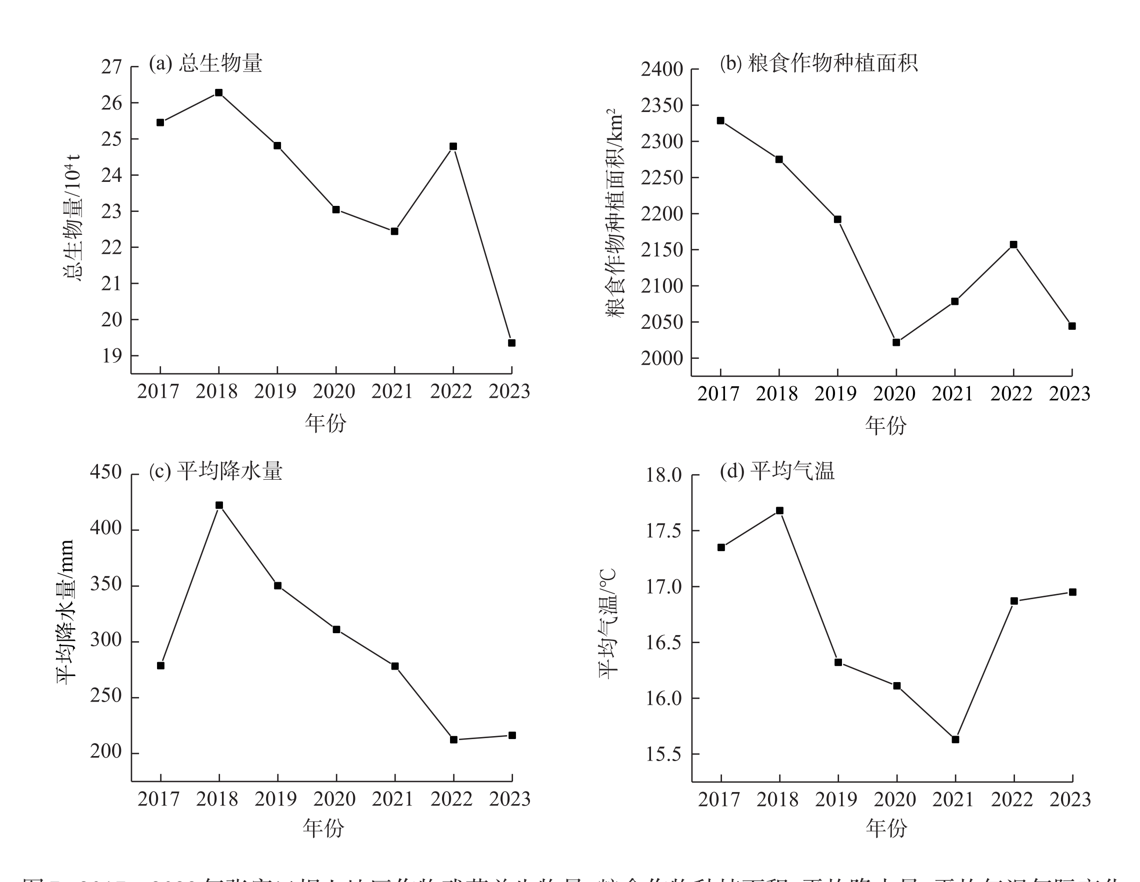


图7 2017—2023年张家口坝上地区作物残茬总生物量、粮食作物种植面积、平均降水量、平均气温年际变化

Fig. 7 Interannual changes of total biomass of crop stubble, planting area of grain crops, average precipitation and average temperature in the Bashang region of Zhangjiakou from 2017 to 2023

加，但作物残茬总生物量却有所减少。这2种情况的出现可能是受降水和气温的影响（图6）。张家口坝上地区2017、2018年4—8月的平均总降水量分别为278.64 mm、422.34 mm，2017、2018年4—8月的平均气温分别为17.35 ℃、17.68 ℃，可见，4—8月的平均总降水量和平均气温都升高，使得在粮食作物面积减小的情况下作物残茬总生物量仍增加。2020、2021年4—8月的平均总降水量分别为311.09 mm、278.17 mm，2020、2021年4—8月的平均气温分别为16.11 ℃、15.63 ℃，可见，4—8月的平均总降水量和平均气温都下降，使得在粮食作物面积增加的情况下作物残茬总生物量仍减少。降水量和气温都影响着作物的生长和发育，降水不充足或气温降低都会导致作物生长受阻，产量减少，作物残茬的生物量也随之减少。

2017—2023年张家口坝上地区粮食作物总面积分别为2328.49 km^2、2274.88 km^2、2192.03 km^2、2021.77 km^2、2078.48 km^2、2157.14 km^2、2044.29 km^2。2017—2020年张家口坝上地区粮食作物种植面积持续下降，2020—2022年粮食作物种植面积呈现上升趋势，2022—2023年粮食作物种植面积再次下降。张家口坝上地区各县京津风沙源治理工程"退耕还林、还草"政策一直在实施过程中，部分耕地退耕为灌木、草地，另外，围绕全面推进乡村振兴和巩固脱贫攻坚成果，土地流转经营现象日趋普及，从原来一家一户种植转变为大田规模化经营，很多小麦、莜麦种植耕地改为种植油料作物、中药材、马铃薯等，可保留作物残茬的小麦、莜麦种植面积减少，产量下降，作物残茬总生物量也随之减少。而近几年，张家口坝上地区随着退水还旱政策的实施，粮食作物种植面积逐渐增加，作物残茬总生物量也有所增加。

作物残茬作为农田中重要的组成部分显著影响着农田生态系统。当作物残茬生物量减少时，其分解后产生的有机碳、钾和速效磷的含量降低，为农作物和微生物提供的养分和无机肥料也随之减少，影响了农田生态系统的碳汇功能和农田中作物的生长，同时，作物残茬的覆盖，可以减少农田地表的裸露面积，进而减少田间扬沙和水土流失。当作物残茬生物量减少时，残茬覆盖度也降低，农田地表风蚀量随作物残茬盖度的减小而增大，因此，作物残茬生物量减少会加重农田土壤的风蚀强度，加大土壤资源的流失。

4 结 论

（1）光学遥感指数中，由B11和B12波段构建的$RI_{(11,12)}$指数与作物残茬生物量的相关性最高，R^2为0.744。雷达遥感指数中，VH后向散射系数与作物残茬生物量的相关性最高，R^2为0.409。

（2）结合光学与雷达遥感估算模型中，多元线性逐步回归模型精度最高，R^2为0.796，RMSE为8.84 $g \cdot m^{-2}$，可较好地预测作物残茬生物量。

（3）构建的作物残茬生物量估算模型精度较单纯使用光学遥感高约9.72%，较单纯使用雷达遥感高约66.74%。

（4）2017—2023年张家口坝上地区年均作物残茬生物量为23.74×10^4 t，呈波动下降趋势，作物残茬生物量年际变化受气温和降水的影响，近年来，因土地流转政策造成的种植结构变化是导致该地区作物残茬生物量下降的重要因素。

参考文献（References）

[1] Daughtry C S T, Hunt E R, Mcmurtrey J E. Assessing crop residue cover using shortwave infrared reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(1): 126-134.

[2] Kumar K, Goh K M. Crop residues and management practices: Effects on soil quality, soil nitrogen dynamics, crop yield, and nitrogen recovery[M]. United States: Academic Press, 1999: 197-319.

[3] Fu B, Chen L, Huang H Y, et al. Impacts of crop residues on soil health: A review[J]. Environmental Pollutants and Bioavailability, 2021, 33(1): 164-173.

[4] 赵明月, 刘源鑫, 张雪艳. 农田生态系统碳汇研究进展[J]. 生态学报, 2022, 42(23): 9405-9416. [Zhao Mingyue, Liu Yuanxin, Zhang Xueyan. A review of research advances on carbon sinks in farmland ecosystems[J]. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(23): 9405-9416.]

[5] 常琳溪, 梁新然, 王磊, 等. 中国稻田土壤有机碳汇特征与影响因素的研究进展[J]. 土壤, 2023, 55(3): 487-493. [Chang Linxi, Liang Xinran, Wang Lei, et al. Research progress on characteristics and influencing factors of soil organic carbon sink in paddy fields in China[J]. Solis, 2023, 55(3): 487-493.]

[6] 张越, 陈思宇, 毕鸿儒, 等. 干旱半干旱区农田土壤风蚀特征及参数化研究进展[J]. 中国沙漠, 2022, 42(3): 105-117. [Zhang Yue, Chen Siyu, Bi Hongru, et al. Characteristics and parameterization of farmland soil wind erosion in arid and semi-arid areas of

China: Progress and challenges[J]. Journal of Desert Research, 2022, 42(3): 105-117.]

[7] 吴盈盈, 王振亭. 河套平原土壤风蚀风险评估[J]. 干旱区地理, 2023, 46(3): 418-427. [Wu Yingying, Wang Zhenting. Risk assessment of soil wind erosion in Hetao Plain[J]. Arid Land Geography, 2023, 46(3): 418-427.]

[8] Verhulst N, Nelissen V, Jespers N, et al. Soil water content, maize yield and its stability as affected by tillage and crop residue management in rainfed semi-arid highlands[J]. Plant and Soil, 2011, 344(1-2): 73-85.

[9] 张翼夫, 李洪文, 何进, 等. 玉米秸秆覆盖对坡面产流产沙过程的影响[J]. 农业工程学报, 2015, 31(7): 118-124. [Zhang Yifu, Li Hongwen, He Jin, et al. Effects of maize straw mulching on runoff and sediment process of slope[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(7): 118-124.]

[10] 赵霞, 王秀萍, 刘天学, 等. 麦茬处理方式对土壤蒸发及夏玉米水分利用效率的影响[J]. 耕作与栽培, 2008(4): 9, 32. [Zhao Xia, Wang Xiuping, Liu Tianxue, et al. Effects of wheat stubble treatment methods on soil evaporation and water use efficiency of summer maize[J]. Tillage and Cultivation, 2008(4): 9, 32.]

[11] 蔺阿荣, 周冬梅, 马静, 等. 基于RWEQ模型的疏勒河流域防风固沙功能价值评估[J]. 干旱区地理, 2024, 47(1): 58-67. [Lin Arong, Zhou Dongmei, Ma Jing, et al. Evaluation of wind prevention and sand fixation function in Shule River Basin based on RWEQ model[J]. Arid Land Geography, 2024, 47(1): 58-67.]

[12] 谭锦, 吴秀芹, 阮永健, 等. 油莎豆(*Cyperus esculentus*)耕作区作物残茬对农田风蚀的影响[J]. 干旱区地理, 2022, 45(2): 546-556. [Tan Jin, Wu Xiuqin, Ruan Yongjian, et al. Effects of crop residues on farmland wind erosion in *Cyperus esculentus* planting area[J]. Arid Land Geography, 2022, 45(2): 546-556.]

[13] 崔明, 赵立欣, 田宜水, 等. 中国主要农作物秸秆资源能源化利用分析评价[J]. 农业工程学报, 2008, 24(12): 291-296. [Cui Ming, Zhao Lixin, Tian Yishui, et al. Analysis and evaluation on energy utilization of main crop straw resources in China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2008, 24(12): 291-296.]

[14] 高利伟, 马林, 张卫峰, 等. 中国作物秸秆养分资源数量估算及其利用状况[J]. 农业工程学报, 2009, 25(7): 173-179. [Gao Liwei, Ma Lin, Zhang Weifeng, et al. Estimation of nutrient resource quantity of crop straw and its utilization situation in China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(7): 173-179.]

[15] 谢光辉, 王晓玉, 任兰天. 中国作物秸秆资源评估研究现状[J]. 生物工程学报, 2010, 26(7): 855-863. [Xie Guanghui, Wang Xiaoyu, Ren Lantian. China's crop residues resources evaluation [J]. Chinese Journal of Biotechnology, 2010, 26(7): 855-863.]

[16] 赵越, 徐大伟, 范凯凯, 等. Landsat 8和机器学习估算蒙古高原草地地上生物量[J]. 农业工程学报, 2022, 38(24): 138-144. [Zhao Yue, Xu Dawei, Fan Kaikai, et al. Estimating above-ground biomass in grassland using Landsat 8 and machine learning in Mongolian Plateau[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(24): 138-144.]

[17] 郭芮, 伏帅, 侯蒙京, 等. 基于Sentinel-2数据的青海门源县天然草地生物量遥感反演研究[J]. 草业学报, 2023, 32(4): 15-29. [Guo Rui, Fu Shuai, Hou Mengjing, et al. Remote sensing retrieval of nature grassland biomass in Menyuan County, Qinghai Province experimental area based on Sentinel-2 data[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2023, 32(4): 15-29.]

[18] Munyati C. Detecting the distribution of grass aboveground biomass on a rangeland using Sentinel-2 MSI vegetation indices[J]. Advances in Space Research, 2022, 69(2): 1130-1145.

[19] 雷步云. 基于全极化雷达数据的冬小麦作物残茬生物量估算研究[D]. 南京: 南京大学, 2017. [Lei Buyun. Estimation of winter wheat residue biomass based on full polarimetric radar data[D]. NanJing: Nanjing University, 2017.]

[20] Kushwaha A, Dave R, Kumar G, et al. Assessment of rice crop biophysical parameters using Sentinel-1 C-band SAR data[J]. Advances in Space Research, 2022, 70(12): 3833-3844.

[21] 张淼, 李强子, 蒙继华, 等. 作物残茬覆盖度遥感监测研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(12): 3200-3205. [Zhang Miao, Li Qiangzi, Meng Jihua, et al. Review of crop residue fractional cover monitoring with remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(12): 3200-3205.]

[22] 冯哲, 刘瑞娟, 白宇晨, 等. 农田近地表风沙流风程效应变化特征研究[J]. 干旱区地理, 2022, 45(5): 1500-1512. [Feng Zhe, Liu Ruijuan, Bai Yuchen, et al. Variation characteristics of the fetch effect of near surface aeolian sand flux for farmlands[J]. Arid Land Geography, 2022, 45(5): 1500-1512.]

[23] 刘之榆, 刘忠, 万炜, 等. SAR与光学遥感影像的玉米秸秆覆盖度估算[J]. 遥感学报, 2021, 25(6): 1308-1323. [Liu Zhiyu, Liu Zhong, Wan Wei, et al. Estimation of maize residue cover on the basisof SAR and optical remote sensing image[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(6): 1308-1323.]

[24] Clark R N, Gallagher A J, Swayze G A, et al. Material absorption band depth mapping of imaging spectrometer data using a complete band shape least-squares fit with library reference spectra[J]. Proceedings of the Second Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) Workshop, 1990, 90-54: 176-186.

[25] Elvidge C D. Visible and near infrared reflectance characteristics of dry plant materials[J]. Remote Sensing, 1990, 11(10): 1775-1795.

[26] Gaparovi M, Dobrini D. Comparative assessment of machine learning methods for urban vegetation mapping using multitemporal Sentinel-1 imagery[J]. Remote Sensing, 2020, 12(12): 1952, doi: 10.3390/rs12121952.

[27] Vreugdenhil M, Wagner W, Bauer-Marschallinger B, et al. Sensitivity of Sentinel-1 backscatter to vegetation dynamics: An Austrian case study[J]. Remote Sensing, 2018, 10(9): 1396, doi: 10.3390/rs10091396.

Estimation of crop stubble biomass in the Bashang region of Zhangjiakou by combining optics and radar remote sensing

YU Kaixin[1], LI Jifeng[1,2,3,4], ZHEN Tianle[1], ZHANG Xialei[1], LI Huiru[1,3],
GUO Zhongling[1,2,3], CHANG Chunping[1,2,3], ZHAO Xueqing[1]

(1. College of Geographical Sciences, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050000, Hebei, China; 2. Hebei Technology Innovation Center for Remote Sensing Identification of Environmental Change, Shijiazhuang 050000, Hebei, China; 3. Hebei Key Laboratory of Environmental Change and Ecological Construction, Shijiazhuang 050000, Hebei, China; 4. Hebei Key Research Institute of Humanities and Social Sciences at Universities "GeoComputation and Planning Center of Hebei Normal University", Shijiazhuang 050000, Hebei, China)

Abstract: Non-photosynthetic vegetation, such as crop stubble, plays a crucial role in material cycling and energy flow in arid and semi-arid ecosystems. It also significantly contributes to inhibiting soil erosion, retaining soil moisture, and promoting soil development. The Bashang region of Zhangjiakou Hebei Province, China is a core area for the ecological construction of Beijing-Tianjin sandstorm control and the development of the two capital areas. Estimating crop stubble biomass in this region using remote sensing is essential for evaluating regional wind erosion, the ecological environment, and the carbon and nitrogen cycles. This study utilized measured crop stubble biomass, Sentinel−2 optical images, and Sentinel−1 radar images to construct optical and radar remote sensing indices of crop stubble. Using optimal index normalization and multiple linear stepwise regression analysis, an estimation model combining optical and radar remote sensing was developed to calculate and analyze crop stubble biomass in the Bashang region from 2017 to 2023. The results show that: (1) Among the optical remote sensing indices, the $RI_{(11,12)}$ index, derived from Sentinel−2 short-wave infrared bands (B11 and B12), showed the highest correlation with crop stubble biomass, with a determination coefficient (R^2) of 0.744. For radar remote sensing indices, the cross-polarization (VH) backscattering coefficient had the highest correlation with crop stubble biomass, achieving an R^2 of 0.409. (2) The multivariate linear stepwise regression model demonstrated the highest accuracy, with an R^2 of 0.796 and a root mean square error (RMSE) of 8.84 $g \cdot m^{-2}$, making it a reliable predictor of crop stubble biomass. (3) The estimation model incorporating both optical and radar remote sensing indices improved prediction accuracy by approximately 9.72% compared to optical remote sensing alone and by 66.74% compared to radar remote sensing alone. (4) From 2017 to 2023, the average annual crop stubble biomass in the Bashang region was 23.74×10^4 t, exhibiting a fluctuating downward trend. Annual variations in crop stubble biomass were influenced by air temperature and precipitation, while changes in planting structures driven by land transfer policies were a significant factor contributing to the decline in recent years.

Key words: crop stubble; biomass; optical remote sensing; radar remote sensing; the Bashang region of Zhangjiakou